Journal of System Engineering and Productivity

System Engineering and Productivity/ 2024/ Vol.4/ No.1 / 85-98

System Engineering and Productivity

DOI: 10.22034/msb.2024.2026595.1203

IRAN LOGESTICS SOCIETY

Application of Optimal Control Approach in the Optimization of Production Inventory Systems in Supply Chain

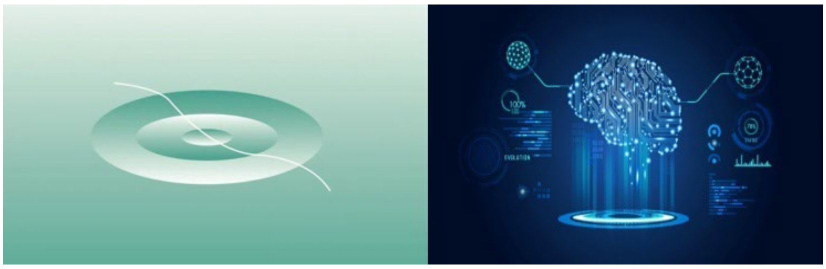
Seyed Hamid Emadi [1], Abolfazl Sadeghian [2*], Mozhdeh Rabbani [2], Hassan Dehghan Dehnavi [3]

[1] Ph.D. Student, Faculty of Industrial Management, Islamic Azad University of Yazd, Yazd, Iran
[2] Assistant Professor, Faculty of Industrial Management, Islamic Azad University of Yazd, Yazd, Iran
[3] Associate Professor, Faculty of Industrial Management, Islamic Azad University of Yazd, Yazd, Iran

HIGHLIGHTS

- The purpose of this research is the application of optimal control approach in the optimization of production inventory systems in the supply chain.
- In this research, it examines the effectiveness of the proposed approach by providing test samples based on the information of the company under study.

GRAPHICAL ABSTRACT



ARTICLE INFO

Article history:
Article Type: Research paper
Received: 15 April 2024
Received in revised form: 6 June 2024
Accepted: 19 June 2024
Available online: 20 June 2024
*Correspondence:
sadeghian@iauyazd.ac.ir
How to cite this article:
Emadi, S.H., Sadeghian, A., Rabbani, M., Dehghan Dehnavi, H. (2024). Application of Optimal Control Approach in the Optimization of Production Inventory Systems in Supply Chain. *System Engineering and Productivity*, 4(1) 85-98.

Keywords:
Optimal production control
Supply chain
Machine learning
Least squares support vector

ABSTRACT

This research aims to apply the optimal control approach to the optimization of production inventory systems in the supply chain. The research is of an applied nature. In this research, we develop the proposed method based on the Legendre orthogonal kernel to model state variables and control functions. In order to obtain weighting parameters for the polynomial kernel, we use least squares support vector regression during the training process. The proposed method provides accurate prediction and effective control of inventory levels, which leads to cost reduction and optimization of supply chain operations. This research examines the effectiveness of the proposed approach by presenting a number of test cases derived from the data of the studied company, along with displaying the optimal production level diagram and the optimal inventory level of the seller and buyer. The results show that the syringe manufacturing company can increase its production capacity by optimizing the current situation with a numerical modeling approach. Also, by using machine learning and optimal control, the company can improve inventory, production and maintenance costs, and production flow in a way that optimizes and optimizes annual production. This research provides various solutions to increase the effectiveness of production processes, which include improving operational processes, technology and equipment, scheduling, logistics, employee training, product quality, repairs and maintenance, information flow, and customer feedback. In addition, this research can be used as a reference for improving production processes in similar industries.

مهندسی سیستم و بهره‌وری/ سال ۱۴۰۳/ دوره ۴/ شماره ۱ صفحه ۸۵-۹۸

نشریه مهندسی سیستم و بهره‌وری

DOI: 10.22034/msb.2024.2026595.1203

کاربرد رویکرد کنترل بهینه در بهینه‌سازی سیستم‌های موجودی تولیدی در زنجیره تأمین

سید حمید عمادی [۱]، ابوالفضل صادقیان [۲*]، مژده ربانی [۳]، حسن دهقان دهنوی [۴]

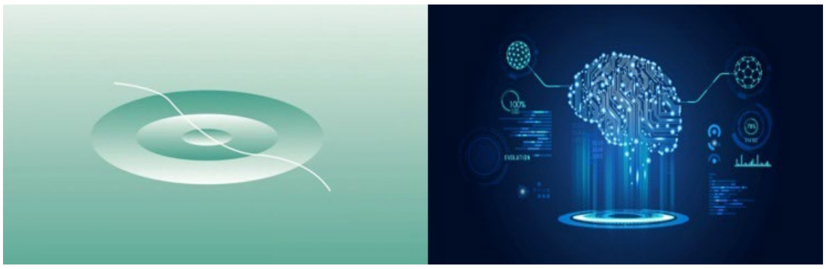
[۱] دانشجوی دکتری، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

[۲] استادیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

[۳] استادیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

[۴] دانشیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

چکیده گرافیکی



برجسته‌ها

- هدف این پژوهش کاربرد کنترل بهینه در بهینه‌سازی سیستم‌های موجودی تولیدی در زنجیره تأمین است.
- این پژوهش با ارائه نمونه‌های آزمایشی مبتنی بر اطلاعات شرکت مورد مطالعه، اثربخشی رویکرد پیشنهادی را بررسی می‌کند.

چکیده

این پژوهش باهدف کاربرد رویکرد کنترل بهینه در بهینه‌سازی سیستم‌های موجودی تولیدی در زنجیره تأمین انجام‌گرفته است. این تحقیق از نوع کاربردی بوده و روش پیشنهادی آن بر اساس هسته‌ی چندجمله‌ای برای مدل‌سازی متغیرهای حالت و توابع کنترل توسعه‌یافته است. به‌منظور دستیابی به پارامترهای وزن دهی برای هسته‌ی چندجمله‌ای، از رگرسیون بردار پشتیبان کمترین مربعات در طول فرآیند آموزش استفاده‌شده است. روش پیشنهادی امکان پیش‌بینی دقیق و کنترل مؤثر سطوح موجودی را فراهم می‌آورد که درنهایت منجر به کاهش هزینه‌ها و بهینه‌سازی عملیات زنجیره تأمین می‌شود. در این پژوهش با ارائه نمونه‌های آزمایشی مبتنی بر اطلاعات شرکت موردمطالعه، اثربخشی رویکرد پیشنهادی را بررسی می‌کند و نمودارهای سطح تولید بهینه و سطح بهینه موجودی فروشنده و خریدار را نشان می‌دهد. نتایج تحقیق نشان می‌دهند که شرکت سرنگ‌سازی می‌تواند ظرفیت تولیدی خود را از طریق بهینه‌سازی وضعیت فعلی با رویکرد مدل‌سازی عددی افزایش دهد. همچنین، با استفاده از کنترل بهینه و یادگیری ماشین، شرکت مذکور می‌تواند موجودی، هزینه‌های تولید و هزینه‌های نگهداری و جریان تولید را بهبود بخشد به‌گونه‌ای که تولید سالانه بهینه و مطلوب باشد. این تحقیق راه‌حل‌های متعددی برای افزایش اثربخشی فرآیندهای تولید ارائه می‌دهد که شامل بهبود فرآیندهای عملیاتی، فناوری و تجهیزات، زمان‌بندی، لجستیک، آموزش کارکنان، کیفیت محصول، تعمیرات و نگهداری، جریان اطلاعات و بازخورد مشتریان می‌شود. علاوه بر این، این تحقیق می‌تواند به‌عنوان مرجعی برای بهبود فرآیندهای تولید در صنایع مشابه مورداستفاده قرار گیرد.

مشخصات مقاله

تاریخچه مقاله:

نوع مقاله: پژوهشی

دریافت: ۱۴۰۳/۰۱/۲۷

بازنگری: ۱۴۰۳/۰۳/۱۷

پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۳۰

ارائه برخط: ۱۴۰۳/۰۳/۳۱

*نویسنده مسئول:

sadeghian@iauyazd.ac.ir

کلیدواژه‌ها:

کنترل بهینه تولید

زنجیره تأمین

یادگیری ماشین

بردار پشتیبان کمترین مربعات

۱- مقدمه

برنامه‌ریزی و شبیه‌سازی کارآمد و کنترل‌شده سیستم‌های موجودی تولید برای موفقیت سیستم‌های زنجیره تأمین حیاتی است. برای دستیابی به این هدف، از مدل‌های ریاضی به‌کرات در بهینه‌سازی جوانب مختلف مدیریت زنجیره تأمین، ازجمله کنترل تولید استفاده‌شده است. این مدل‌ها رویکردها و دیدگاه‌های مختلفی را در خصوص برنامه‌ریزی تولید، مدیریت موجودی و تخصیص منابع ارائه می‌دهند و فرآیندهای تصمیم‌گیری را تسهیل می‌کنند. با توانمندی‌های فناوری پیشرفته و دسترسی به داده‌های بزرگ و آنالیز آن‌ها با شبیه‌سازی رایانه‌ای، تکنیک‌های یادگیری ماشینی به‌عنوان ابزارهای مؤثر در بهبود عملکرد سیستم‌های کنترل تولید ظهور کرده است (Smith & Johnson, 2020). در دوران مدرن، با نوین‌سازی اقتصاد، مدیریت پویای موجودی و برنامه‌ریزی تولید محصول برای پاسخگویی به تقاضای متغیر بازار، به یکی از چالش‌های اصلی سازمان‌های تولیدی تبدیل‌شده است. ساختارهای تولید، شامل تولید کارخانه‌ای و انبارهایی برای نگهداری محصولات تولیدی، به دلایلی مانند پاسخگویی به تقاضا و نگهداری محصولات اضافی، سطح موجودی خود را ارتقا می‌دهند. این موضوع، مدیریت هزینه‌های تولید و حفظ کمترین سطح هزینه‌های کلی را ضروری می‌سازد (Zaher & Zaki, 2014). سیستم‌های موجودی تولید در زنجیره‌های تأمین و کنترل بهینه نقش بنیادی در بیشینه‌سازی استفاده از منابع، کاهش زمان برنامه‌ریزی تولید و تضمین رضایت مشتری ایفا می‌کند. مدل‌های سنتی بهینه‌سازی معمولاً بر تصمیم‌گیری‌های ابتکاری یا قاعده‌مند تکیه دارند که ممکن است در سیستم‌های تولیدی-بازتولید پیچیده و پویا محدودیت‌هایی داشته باشد. از طرف دیگر، تکنیک‌های یادگیری ماشین می‌توانند از داده‌های تاریخی آموزش ببینید، الگوها را شناسایی کنند، پیش‌بینی‌های دقیق ارائه دهند و تصمیم‌های بهینه را در زمان واقعی ارائه دهند. با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته‌ای از شبکه‌های عصبی، دستگاه‌های بردار پشتیبان یا یادگیری تقویتی عمیق، سیستم‌های کنترل تولید قادر به سازگاری و یادگیری از تجارب هستند و منجر به تصمیم‌گیری و عملکرد سیستم بهتر می‌شوند (Paraschos et al., 2024; Kuhnle et al., 2021; Panzer & Bender, 2022). هنگام حل سیستم موجودی تولید با استفاده از نظریه کنترل، مسئله معمولاً به‌صورت یک مسئله بهینه‌سازی فرمول‌بندی می‌شود. تابع هدف به دنبال کمینه کردن هزینه‌ها یا بیشینه کردن سودها است، درحالی‌که محدودیت‌هایی بر سطوح تولید، موجودی و تقاضا اعمال می‌شوند. نظریه کنترل بهینه شامل تعیین سیاست کنترل بهینه است که شامل سطوح تولید و موجودی بر اساس زمان است. این امر با حل معادلات دیفرانسیل مانند معادلات همیلتونی یا اصل بیشینه پونتریاگین که با دینامیک‌های سیستم و توابع هزینه مرتبط هستند، به دست می‌آید. حل این مسئله بهینه‌سازی سطوح بهینه تولید و موجودی را برای هر دوره زمانی فراهم می‌کند و به مدیران زنجیره تأمین اجازه می‌دهد تا تصمیم‌گیری را بهبود بخشیده، سیستم موجودی تولید خود را ساده‌سازی نمایند، کارایی را افزایش دهند، هزینه‌ها را کاهش داده و رضایت مشتریان را افزایش دهند (Sun & Yong, 2020). ادغام الگوریتم‌های یادگیری ماشین در سیستم‌های موجودی تولید در زنجیره‌های تأمین، حوزه‌ای است که در سال‌های اخیر توجه قابل‌توجهی را به خود جلب کرده است و مطالعات متعددی نتایج امیدبخشی را نشان داده‌اند. این تکنیک‌ها به سیستم امکان می‌دهند تا از داده‌ها در زمان واقعی یاد بگیرند، الگوها یا ناهنجاری‌های غیرمنتظره را شناسایی کرده و برنامه‌ریزی تولید را مطابق با دستورالعمل‌های مناسب تنظیم کنند. علاوه بر این، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند موجودی‌های تولیدی در زنجیره‌های تأمین را با در نظر گرفتن عوامل مختلف نظیر ظرفیت تولید، سطوح موجودی، نوسانات تقاضا و فعالیت‌های تحویل مستمر، بهینه‌سازی کنند. این رویکرد مبتنی برداده و پویا، برنامه‌ریزی تولید را دقیق‌تر و کارآمدتر می‌سازد که منجر به کاهش هزینه‌ها و بهبود کلی سیستم می‌شود (Baryannis et al., 2019).

ماشین‌های بردار پشتیبان[1] و رگرسیون بردار پشتیبان[2] الگوریتم‌های یادگیری ماشینی هستند که به ترتیب برای کاربردهای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شوند. ماشین‌های بردار پشتیبان به دنبال صفحات جداکننده بهینه با استفاده از بردارهای پشتیبان برای دسته‌بندی است و رگرسیون بردار پشتیبان الگوها و روندهای موجود در

[1] SVM: Support Vector Machine

[2] SVR: Support Vector Regression

داده‌ها را تشخیص می‌دهد. ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات تغییرات این الگوریتم‌ها هستند که از رویکرد کمترین مربعات برای کارایی محاسباتی استفاده می‌کنند. آن‌ها ترفند هسته[1] را برای مدیریت غیرخطی بودن حفظ می‌کنند (Campbell, & Ying, 2022). این الگوریتم‌ها نتایج امیدوارکننده‌ای در زمینه‌های مختلف داشته‌اند و انعطاف‌پذیری و دقت را ارائه می‌دهند؛ بنابراین، ما یک رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات را برای سیستم‌های موجودی تولید در زنجیره‌های تأمین توسعه داده‌ایم تا متغیرهای حالت و کنترل را توسط کرنل‌های چندجمله‌ای در یک فرآیند کمینه‌سازی باقیمانده به دست آوریم.

هدف از این نوشته، ارائه یک رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین برای سیستم‌های موجودی تولید در زنجیره‌های تأمین است که بردارهای پشتیبان را در فرآیند آموزش پیاده‌سازی می‌کند. تمرکز ما بر توسعه یک رگرسیون بردار پشتیبان مربعات کمترین در دینامیک‌های موجودی تولید زنده است. رویکرد پیشنهادی به تجزیه‌وتحلیل سیستم و بهبود عملکرد شبیه‌سازی عددی می‌پردازد. با مقایسه عملکرد رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین با مدل‌های بهینه‌سازی سنتی، هدف ما نشان دادن برتری و کارآمدی تکنیک‌های یادگیری ماشین در سیستم‌های کنترل تولید است. با این رویکرد یادگیری ماشینی، هدف ما بهبود تصمیم‌گیری، ارتقای عملکرد سیستم و درنهایت، بهره‌برداری از پیشرفت‌ها در این حوزه است.

ادامه‌ی مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: در بخش مبانی نظری، برخی مفاهیم بنیادی در تقریب توابع، مدل‌های رگرسیون، تکنیک‌های رگرسیون بردار پشتیبان در یادگیری ماشین و کرنل‌های ضروری موردنیاز برای بخش‌های بعدی را معرفی می‌کنیم. بخش یافته‌ها به نمایش روابط روش رگرسیون بردار پشتیبان برای شبیه‌سازی عددی سیستم موجودی تولید، متغیرها و شبیه‌سازی عددی اختصاص داده‌شده است که کاربرد الگوریتم یادگیری ماشین نظارتی در سیستم‌های موجودی تولید را به نمایش می‌گذارد. در این بخش، جزئیات رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات عددی برای کنترل تولید موردبحث قرار می‌گیرند که اجرا و نتایج به‌دست‌آمده را برجسته می‌کنند. درنهایت، مقاله با بخش سؤالات تحقیق، نتیجه‌گیری و پیشنهادها به خاتمه می‌رسد. در این بخش نهایی، بینش‌های کلیدی، دلالت‌ها و جهات تحقیق آتی ناشی از مطالعه خلاصه‌شده‌اند.

۲- مبانی نظری

۲-۱- مدیریت زنجیره تأمین، رگرسیون بردار پشتیبان و تقریب توابع

در این بخش، ما یک بررسی از روش‌های ریاضی به کار گرفته‌شده در کنترل بهینه و سیستم موجودی تولید را برای مدل‌سازی، تحلیل و بهینه‌سازی برخی جنبه‌های عملیات زنجیره تأمین ارائه می‌دهیم. علاوه بر این، ما در مورد ماشین‌های پشتیبان برای کار رگرسیون بحث می‌کنیم و به‌ویژه، جزئیات الگوریتم رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات را ارائه می‌دهیم.

۲-۲- زنجیره تأمین، برنامه‌ریزی تولید و مدل‌های ریاضی

ریدالس و همکاران (Riddalls et al., 2000) در مقاله‌ای تحت عنوان مدل‌سازی پویایی زنجیره تأمین، به بررسی مدل‌های زنجیره‌های تأمین ازنظر معادلات دیفرانسیل پیوسته زمان و اختلاف‌زمان گسسته پرداختند. آن‌ها ابتدا یک سیستم ساده از معادلات دیفرانسیل پیوسته را برای نرخ تولید مطلوب، نرخ تولید واقعی و سطح موجودی تقاضا در نظر گرفتند. سپس با استفاده از روش ساده اویلر پیشرو، معادلات را گسسته‌سازی نموده و جواب‌های تقریبی ارائه کردند (Riddalls et al., 2000). در میان مدل‌های مختلف برای زنجیره‌های تأمین در کارخانه‌های هوشمند، در مقاله‌ای با نام یک مدل پویا و یک الگوریتم برای زمان‌بندی زنجیره تأمین کوتاه‌مدت در صنعت کارخانه هوشمند با در نظر گرفتن دینامیک پردازش عملیات، نمایانگر وضعیت عملیات، تابع زمان ماتریس پیش‌بینی‌شده به بررسی مدل‌های زنجیره تأمین پرداخته‌اند (Ivanov et al., 2016).

[1] Kernel Trick

۲-۳- روش حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون بردار پشتیبان مدل‌های یادگیری نظارت‌شده‌ای هستند که به ترتیب برای کارهای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شوند. آن‌ها بر اصل یافتن هایپرپلان بهینه که نقاط داده را در فضای جدا طبقه‌بندی می‌کند، تکیه می‌کنند. ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات انواعی از ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون بردار پشتیبان هستند که از چارچوب بهینه‌سازی حداقل مربعات استفاده می‌کنند. هدف از ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات به‌جای یافتن هایپرپلان بهینه (ابر صفحه) که حاشیه را به حداکثر می‌رساند، با استفاده از رویکرد حداقل مربعات، خطای بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی را به حداقل می‌رساند. تفاوت اصلی بین ماشین بردار پشتیبان (چه نسخه مربوط به دسته‌بندی و چه نسخه رگرسیون) و کمترین مربعات بردار پشتیبان در این است که در حالت جدید هدف بهینه‌سازی برای مینیم کردن خطا با تبدیل مسائله به مسئله‌ای با قیود تساوی و تبدیل به دستگاه معادلات خطی است که برای آموزش مدل‌ها استفاده می‌کنند. تمرکز نسخه اصلی در به حداکثر رساندن حاشیه است درحالی‌که در نسخه جدید در به حداقل رساندن خطا، تمرکز دارد. (Mehrkanoon et al., 2012; Suykens et al., 2002).

نسخه بردار پشتیبان با کمترین مربعات خطا به دنبال یافتن یک منحنی به‌صورت زیر

$$y(t) = w^T \phi(t) + b, \quad \gamma \in R^+$$

با حل مسئله اولیه زیر:

$$\min_{w,b,e} \frac{1}{2} w^T w + \frac{\gamma}{2} e^T e$$

$$s.t. \quad y_i - (w^T \phi(t_i) + b) = e_i, \; i = 0, \ldots, n$$

است که سپس به‌طور معادل به یک سیستم خطی معادلات تبدیل می‌شود:

$$\begin{bmatrix} M + \frac{1}{\gamma} I_N & 1_N \\ 1_N^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y \\ 0 \end{bmatrix} \qquad (۱)$$

در اینجا زیرماتریس $M \in \mathbb{R}^{N \times N}$ یک ماتریس معین مثبت با ورودی‌های $M_{ij} = k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ و I_N نشان‌دهنده ماتریس همانی زیر است:

$1_N = [1, \ldots, 1]^T \in \mathbb{R}^N$, $\alpha = [\alpha_1, \ldots, \alpha_N]^T$
$y = [y_1, \ldots, y_N]^T$

برای اینکه مسئله ازنظر آنالیز عددی به‌خوبی مطرح شود، با توجه به ساختار خاص ماتریس ضرایب (ساختار قطعی مثبت) نتیجه زیر را داریم (Mehrkanoon & Suykens, 2015).

دستگاه معادلات خطی که در فرمول ۱ ارائه‌شده یک جواب منحصربه‌فرد برای مشخص کردن جواب بهینه ارائه می‌دهد.

برای ارائه رویکرد یادگیری ماشین پیشنهادی برای پویایی موجودی، ابتدا تابع لاگرانژی را به‌صورت زیر ارائه می‌کنیم.

$$L = \frac{1}{2} w^T w + \frac{\gamma}{2} \varepsilon^T \varepsilon + \sum_{i=1}^{n} \alpha_i (y_i - w^T \phi(x_i) - b - \varepsilon_i)$$

شرایط کاروش–کون–تاکر (KKT) منجر به یک سیستم جبری از معادلات می‌شود که در زیر نشان داده‌شده است.

$$\frac{\partial L}{\partial w_k} = 0 \rightarrow w_k = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i \phi_k(x_i), \qquad (۲)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \varepsilon_k} = 0 \rightarrow \varepsilon_k = \frac{1}{\gamma} \alpha_k \qquad (۳)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow w^T \phi(x_k) + b + \varepsilon_k = y_k \qquad (۴)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \alpha^T .\, 1_N = 0 \qquad (۵)$$

با معادلات ۲، ۳ و ۴، رابطه زیر را بین متغیرهای دوگان هایپرپارامتر γ و b به دست می‌آوریم:

$$\sum_{i=1}^{n} \Omega_{k,i} \alpha_i + b + \frac{1}{\gamma} \alpha_k = 0, \quad k = 1, \ldots, n \qquad (۶)$$

سپس جواب تقریبی با خطای حداقل مربعات به‌صورت زیر برحسب متغیرهای دوگان تعیین می‌شود.

$$y(x) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i K(x, x_i) + b, \qquad (۷)$$

که در آن تابع هسته برحسب چندجمله‌ای لژاندر مشخص می‌شود:

$$K(x, x_i) = \phi^T(x_i) \phi(x) \qquad (۸)$$

۲-۴- هسته‌های متعامد، چندجمله‌ای لژاندر

داده‌ها با استفاده از یک هسته که ممکن است به شکل‌های مختلف مانند چندجمله‌ای، گاوسی، توابع پایه شعاعی، سیگموئید باشد به ابعاد بالاتر نگاشت می‌شوند تا دسته‌بندی و یافتن روند به‌صورت خطی امکان‌پذیر باشد.

این پژوهش از هسته‌های چندجمله‌ای در الگوریتم یادگیری ماشین پیشنهادی با چندجمله‌ای لژاندر تغییریافته استفاده می‌کند. این کار به‌منظور بهره‌برداری از متعامد چندجمله‌ای‌های لژاندر برای محاسبات آسان‌تر، حل یک سیستم معادلات پراکنده و درنتیجه پیچیدگی محاسباتی پایین‌تر هنگام توسعه روش برای کمینه کردن تابع باقی‌مانده مربوط به سطح موجودی فروشنده و خریدار در زمان t و همچنین متغیرهای دیگر در سیستم پویا است. قضیه مرسر، وجود و یکتایی راه‌حل را تضمین می‌کند و اطمینان حاصل می‌کند که ماتریس هسته معادله مسئله مثبت معین است.

این مقاله از چندجمله‌ای‌های لژاندر تغییریافته $\phi_i(t) = P_i\left(2\frac{t}{T_f} - 1\right)$ به‌عنوان هسته روش رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات پیشنهادی روی بازه زمانی $[0,T_f]$ استفاده می‌کند، جایی که $\{P_i(x),\ i = 0,\dots N\}$ چندجمله‌ای‌های مختصاتی لژاندر روی [-۱,۱] هستند. در این صورت، به‌عنوان‌مثال سطح موجودی فروشنده به‌صورت رابطه (۹) نوشته می‌شود:

$$x_1(t) = w_1^T\phi(t) \qquad (۹)$$

که در آن $w_1 = [w_{11}, \cdots, w_{1N}]^T$ بردار وزن است که نماینده مشارکت هر تابع پایه در سطح موجودی فروشنده در زمان t است و

$$\Phi = [\phi_0(t), \phi_1(t), \dots, \phi_N(t)]^T$$

چندجمله‌ای‌های لژاندر تغییریافته روی T_f هستند. متعامد بودن این توابع پایه به‌صورت معادله (۱۰) می‌باشد:

$$\int_\Omega \phi_i(t)\phi_j(t)\,dt = \gamma_i\delta_{i,j} \qquad (۱۰)$$

که در آن $\gamma_i = \frac{T_f}{2i+1}$ است و $\delta_{ij} = \begin{cases}1 & i = j\\ 0 & i \neq j\end{cases}$ تابع دلتای دیراک است. توابع پایه را می‌توان به‌صورت بازگشتی با شروع با $P_1(x)=x,\ P_0(x)=1$ محاسبه کرد (Parand et al., 2021).

$$(i+1)P_{i+1} = (2i+1)xP_i(x) - iP_{i-1}(x),\quad i \geq 1 \qquad (۱۱)$$

۳- پیشینه‌ی تحقیق

جدول **۱** مروری از یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در شبیه‌سازی عددی سیستم‌های موجودی تولید را ارائه می‌دهد.

۴- روش تحقیق

این تحقیق با توجه به نوع هدف از نوع کاربردی است. داده‌ها با توجه به اسناد و اطلاعات شرکت تجهیزات پزشکی برنا طب ایساتیس که تولیدکننده انواع سرنگ یک‌بارمصرف پزشکی و سرسوزن (نیدل) می‌باشد، استفاده‌شده است. در این پژوهش، برای توضیح مدل کنترل بهینه، فرض می‌شود که شرکت مذکور محصول مشخصی را تولید می‌کند، بخشی از آن را به نمایندگان می‌فروشد و بقیه را ذخیره می‌کند.

علاوه بر این، نرخ لحظه‌ای کاهش موجودی از توزیع دو پارامتری وایبول پیروی می‌کند و تولید به‌صورت پیوسته و بدون کمبود در نظر گرفته‌شده است. هدف این تحقیق به دست آوردن سطح مطلوب موجودی و نرخ تولید بهینه با توجه به کمینه‌سازی هزینه‌ها با ارائه یک الگوریتم یادگیری ماشین مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان کمترین مربعات است.

۵- یافته‌ها

۵-۱- روش رگرسیون بردار پشتیبان برای شبیه‌سازی عددی سیستم موجودی تولید

در این پژوهش و برای تبیین مدل کنترل بهینه که شرکت محصول موردنظر را تولید می‌کند و مقداری را بفروشد و بقیه را در انبار ذخیره کند با فرض اینکه شرکت محصول را بین خریداران توزیع کرده است، موردنیاز موجودی و نرخ موردنیاز تولید را تعیین کرده است. نرخ آنی زوال موجودی از دو پارامتر توزیع وایبل پیروی می‌کند و تولید به‌صورت پیوسته و بدون کمبود مجاز است. در این تحقیق هدف به حداقل رساندن هزینه کل و به دست آوردن سطح بهینه‌ی تولید است و پارامترهای تحقیق به شرح زیر می‌باشد.

تفسیر سطح هدف موجودی این است که سطح ذخیره احتیاطی که شرکت می‌خواهد آن را در اختیار داشته باشد در زمان‌های مختلف مشخص باشد. به‌طور مشابه، سطح هدف تولید به‌عنوان کارآمدترین سطحی که در آن می‌خواهد کارخانه را اداره شود، تفسیر می‌شود. زمان زوال یک متغیر تصادفی به دنبال دو توزیع پارامتری وایبول است.

جدول (۱): پیشینه‌ی تحقیق

مرجع	موضوع	هدف	روش‌شناسی
Gardas & Narwane,2024	تجزیه‌وتحلیل عوامل حیاتی برای اتخاذ یادگیری ماشین در زنجیره تأمین تولید	شناسایی عوامل حیاتی برای اتخاذ یادگیری ماشینی در زنجیره تأمین تولید	روش تصمیم‌گیری آزمایشی و ارزیابی آزمایشگاهی برای تجزیه‌وتحلیل رابطه علت و معلولی، تصمیم‌گیری چند معیاره (دیمتل)
Taghiyeh et al., 2023	یک رویکرد پیش‌بینی سلسله مراتبی چندمرحله‌ای جدید با یادگیری ماشین در مدیریت زنجیره تأمین	بهینه‌سازی دقت پیش‌بینی پیش‌بینی‌های سطح مادر در یک زنجیره تأمین سلسله مراتبی با به حداقل رساندن مقدار ضرر	تکنیک‌های یادگیری ماشین مانند پرسپترون چندلایه، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان و تقویت گرادیان شدید، پیش‌بینی سلسله مراتبی چندمرحله‌ای
Preil & Krapp, 2022	مدیریت موجودی مبتنی بر هوش مصنوعی: رویکرد جستجوی درخت مونت‌کارلو	کمینه‌سازی هزینه‌های موجودی کلی	رویکرد اکتشافی از حوزه هوش مصنوعی، جستجوی درخت مونت‌کارلو
Park& Ryu, 2022	اخلاق زنجیره تأمین و شفافیت: رویکرد مدل مبتنی بر عامل با عوامل یادگیری Q	بهینه‌سازی برنامه‌ریزی و کنترل تولید به کار روند تا تصمیم‌گیری را در محیط‌های دینامیک و نامطمئن	الگوریتم‌های یادگیری تقویتی، مانند یادگیری کیو و یادگیری عمیق کیو
Rai, 2021	یادگیری ماشین برای صنعت ۴.۰: مروری سیستماتیک با استفاده از مدل‌سازی موضوعی مبتنی بر یادگیری عمیق	تجزیه‌وتحلیل موضوعات کلید کاربردی در صنعت	صنعت ۴.۰ مرحله جدیدی از فرآیندهای صنعتی و زنجیره ارزش را در برمی‌گیرد که توسط اتصال هوشمند و اتوماسیون هدایت می‌شوند
Mahraz, 2022	یادگیری ماشین در مدیریت زنجیره تأمین: مروری بر ادبیات سیستماتیک	رویکردها و تکنیک‌های یادگیری ماشین کاربردهای مفید متعددی برای تصمیم‌گیری زنجیره تأمین	یک سری از کاربردهای عملی یادگیری ماشین برای تصمیم‌گیری‌های زنجیره تأمین معرفی‌شده است
Yin et al., 2022	یک مدل مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن برای هشدار اولیه ریسک مالی زنجیره تأمین	شبکه‌های عصبی کانولوشنی و شبکه‌های عصبی بازگشتی به‌طور گسترده برای بهینه‌سازی زنجیره تأمین	با استفاده از یادگیری آزمون‌وخطا، این الگوریتم‌ها می‌توانند استراتژی‌های تولید را بر اساس بازخورد دریافتی از محیط تطبیق داده و تعدیل کنند و درنهایت، پاداش‌های دورانی را به حداکثر برسانند
Deng & Liu, 2021	یک روش مدیریت موجودی مبتنی بر یادگیری عمیق و بهینه‌سازی پیش‌بینی تقاضا برای تشخیص ناهنجاری	حداقل رساندن هزینه لجستیک و به حداکثر رساندن سود	مدیریت موجودی عمیق برای پرداختن به این مدل با استفاده از تئوری حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت و یادگیری عمیق، هوشمند سازی فرآیند مدیریت زنجیره تأمین
Praveen et al., 2020	مدیریت موجودی با استفاده از یادگیری ماشین	مدیریت و حفظ سطح موجودی با استفاده از هوش مصنوعی	مدیریت سطح موجودی با استفاده از یادگیری ماشین
Lauer et al., 2019	کاربرد یادگیری ماشین بر ناپایداری طرح در برنامه‌ریزی تولید اصلی یک زنجیره تأمین نیمه‌هادی	برنامه‌ریزی اصلی تولید مطابق با تقاضا و عرضه برای یک افق زمانی میان‌مدت، در یک محیط متغیر، متنوع و با ظرفیت محدود تمرکز	یادگیری ماشین برای پیش‌بینی بی‌ثباتی با استفاده از روش CRISP-DM بر روی‌داده‌های واقعی یک سازنده نیمه‌رسانا
Bussell et al., 2019	استفاده از تئوری کنترل بهینه برای مدل‌های اپیدمیولوژیک پیچیده برای اطلاع از مدیریت بیماری در دنیای واقعی	یافتن بهترین وضعیت یا استراتژی کنترل است که معمولاً به کمینه یا بیشینه‌سازی یک هدف خاص مانند کاهش مصرف انرژی، افزایش بهره‌وری، حفظ ثبات و تعادل سیستم	در الگوریتم‌های بهینه‌سازی مقادیر بهینه برای پارامترها، ورودی‌ها و خروجی‌ها در سیستم کنترل تعیین می‌شوند

تابع چگالی احتمال برای توزیع دو پارامتری وایبول با استفاده از رابطه ۱۲ تعریف می‌شود:

$$f(t) = abt^{b-1}e^{-\alpha t^{b}} \quad (۱۲)$$

که در آن a پارامتر مقیاس و b پارامتر شکل است و هر دو پارامترهای مثبتی در نظر گرفته می‌شوند. تابع هدف بر اساس کمینه‌سازی هزینه کل شامل هزینه نگهداری فروشنده و خریدار و هزینه فرآیند تولید به‌صورت رابطه ۱۳ است:

$$h_1(x_1(t)-\hat{x}_1)^2 + h_2(x_2(t)-\hat{x}_2)^2 + c(u(t)-u_v)^2dt \quad (۱۳)$$

که در آن h_1 و h_2 به ترتیب هزینه نگهداری هر واحد برای فروشنده و خریدار است. هدف کمینه‌سازی تابعی فوق، با در نظر گرفتن شرایط محدودکننده زیر است:

$$\dot{x}_1(t) = u(t) - D(t) - abt^{b-1}x_1(t), \quad (۱۴)$$

$$\dot{x}_2(t) = -D(t) - abt^{b-1}x_2(t) \quad (۱۵)$$

که این محدودیت‌ها ارتباط نرخ تغییر سطح موجودی فروشنده $x_1(t)$ و خریدار $x_2(t)$ نرخ جریان تولید $u(t)$ و نرخ تقاضا $D(t)$ را در زمان t نشان می‌دهد.

نکات زیر در نوشتن مدل حائز اهمیت است: $u(t)$ در قید دوم بیان‌نشده چون بر نرخ تغییر سطح موجودی فروشنده اثر مستقیم ندارد. به خاطر نقش واسط خریدار تأثیر تقاضا بر نرخ تغییرات فروشنده و خریدار به‌طور یکسان لحاظ شده است.

در این مسئله، شرایط اولیه $x_1(0) = x_{1,0}$ و $x_2(0) = x_{2,0}$ به ترتیب بیانگر سطح موجودی اولیه فروشنده و خریدار در شروع دوره زمانی موردنظر است. با در نظر گرفتن بردار $p = [p_1, p_2]$ به‌عنوان بردار الحاقی، تابع همیلتونین را به‌صورت

$$H = g + p_1\dot{x}_1(t) + p_2\dot{x}_2(t)$$

تعریف می‌کنیم که در آن انتگرالده g به‌صورت رابطه ۱۶ است:

$$g = h_1(x_1(t)-\hat{x}_1)^2 + h_2(x_2(t)-\hat{x}_2)^2 + c(u(t)-u_v)^2 \quad (۱۶)$$

شرایط لازم بهینگی برای مسئله فوق به‌صورت رابطه ۱۷ است:

$$\frac{\partial H}{\partial u} = 0, \quad \frac{\partial H}{\partial x_1} = -\dot{p}_1, \quad \frac{\partial H}{\partial x_2} = -\dot{p}_2 \quad (۱۷)$$

سپس با محاسبه تابع u و جایگذاری در قیود، دستگاه ۱۸ تا ۲۱ به دست می‌آید:

$$\frac{dx_1(t)}{dt} = \frac{C\hat{u} - p_1(t)}{C} - D - abt^{b-1}x_1(t) \quad (۱۸)$$

$$\frac{dx_2(t)}{dt} = -D - abt^{b-1}x_2(t) \quad (۱۹)$$

$$\frac{dp_1(t)}{dt} = abt^{b-1}p_1(t) - h_1(x_1(t) - h_1(x_1(t)-\hat{x}_1) \quad (۲۰)$$

$$\frac{dp_2(t)}{dt} = abt^{b-1}p_2(t) - h_2(x_2(t)-\hat{x}_2) \quad (۲۱)$$

با توجه به شرایط اولیه برای متغیرهای حالت و شرایط برای متغیرهای الحاقی روش یادگیری ماشین را به‌صورت زیر برای آنالیز مسئله توسعه می‌دهیم.

با روش رگرسیون بردار پشتیبان کمترین مربعات تقریبی از جواب به فرم کرنل لژاندر می‌نویسیم:

$$x_1(t) = \sum_{i=0}^{M} w_{1,j}P_j\left(\frac{2t}{T_f}-1\right) = \sum_{i=0}^{M}\alpha_i K(t,t_i) \quad (۲۲)$$

برای توابع $x_2(t)$، $p_2(t)$ و $p_1(t)$ نیز

$$p_1(T_f) = 0,\ p_2(T_f) = 0$$

از چنین شکل کرنلی با ضرایب η_i، ξ_i و β_i از فرم صریح با ضرایب $w_{4,j}$، $w_{3,j}$ و $w_{2,j}$ استفاده می‌کنیم. در همه این جواب‌های تقریبی ضرایب درروند یادگیری زیر آموزش می‌بینند و با افزایش M دقت جواب افزایش می‌یابد. شایان‌ذکر است که درروند افزایش دقت جواب‌ها حداکثر از M=۱۰ استفاده می‌کنیم تا از تأثیر نوسانات ناگهانی چندجمله‌ای‌ها در جواب کاسته شود. نوسانات ناگهانی گاه منجر به ایجاد جواب‌هایی می‌شود که در بازه زمانی مطلوب اعداد منفی برای سطح موجودی به‌دست می‌دهند.

محاسبه متغیرهای دوگان $\alpha_i, \beta_i, \xi_i, \eta_i$ با حل دستگاه‌های جبری زیر امکان‌پذیر است.

$$x_i(0) - x_{i.0} = \epsilon_i.\ \ i = 1,2 \quad (۲۳)$$

$$p_i(T_f) - p_{i.0} = \epsilon_{i+2}.\ \ i = 1.2 \quad (۲۴)$$

با تعریف تابع مانده

$$R_1 = \frac{dx_1(t)}{dt} = \frac{C\hat{u}-p_1(t)}{C} - D - abt^{b-1}x_1(t)$$

برای معادله ۱۸ و به‌طور مشابه برای سایر معادلات (۱۹ تا ۲۱) توابع مانده R_2 تا R_4 را به‌طور مشابه در نظر می‌گیریم و استفاده از ایده کمینه‌سازی به کمک ضرب داخلی در توابع پایه‌داریم:

$$\left\langle R_j(t), P_i\left(\frac{2t}{T_f}-1\right)\right\rangle = \epsilon_{i,j} \quad (۲۵)$$
$$j = 0,\cdots,M, \qquad i = 1,\cdots,4$$

کمینه‌سازی عبارت $\frac{1}{2}w^T w + \frac{\gamma}{2}\epsilon^T\epsilon$ که شامل ضرایب در محاسبه تقریبی سطح موجودی و خطا در قیدها و شرایط اولیه است همراه با قیود ۲۳ و ۲۴ جواب‌های کمترین مربعات خطا به روش رگرسیون بردار پشتیبان را فراهم می‌کند.

۵-۲- متغیرها و پارامترها

پارامترها و متغیرهای پژوهش در جدول **۲** ارائه‌شده‌اند.

۵-۳- نتایج عددی

در این بخش، برای بررسی روش پیشنهادی از اعداد جدول **۳** استفاده می‌کنیم که در آن‌ها توصیف متغیرها، مقادیر عددی پارامترها و مقدار اولیه متغیرهای حالت ارائه‌شده است. نتایج عددی به دو قسمت تقسیم‌شده است:
قسمت اول سطح موجودی بهینه یا هدف فروشنده و خریدار که در شکل **۱** و قسمت دوم تابع تولید بهینه در واحد زمان است که در شکل **۲** مشخص‌شده است.

جدول (۲): مقادیر پارامترها و متغیرهای مدل

توضیحات	پارامتر
حوزه‌ی زمانی	Ω
سطح موجودی اولیه فروشنده	x_{10}
سطح موجودی خریدار اولیه	x_{20}
نرخ تولید هدف	U
هزینه نگهداری فروشنده	h_1
هزینه نگهداری خریدار	h_2
هزینه هر واحد تولید	C
سطح موجودی هدف فروشنده	x_1
سطح موجودی هدف خریدار	x_2
توضیحات	**متغیر**
سطح موجودی فروشنده در زمان t	$x_1(t)$
سطح موجودی خریدار در زمان t	$x_2(t)$
نرخ جریان تولید در زمان t	$U(t)$
نرخ تقاضا در زمان t	$D(t)$

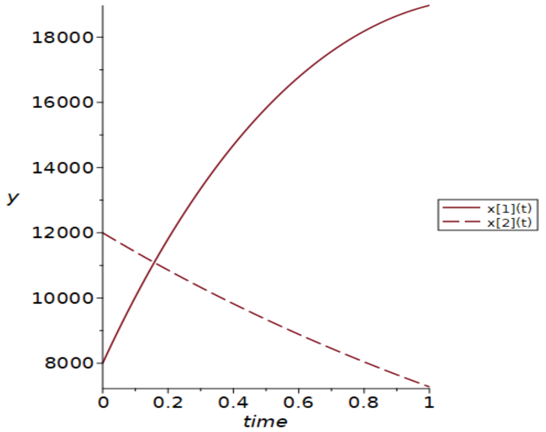
جدول (۳): مقادیر پارامترهای مدل

پارامتر	x_{20}	x_{10}	h_2	h_1	c	$\hat{u}$	$\hat{x}_2$	$\hat{x}_1$	b	a
مقدار عددی	۱۲۰۰۰	۸۰۰۰	۸۰۰	۸۰۰	۸۰۰	۱۲۰۰۰	۲۰۰۰۰	۳۲۰۰۰	۱	۰/۵

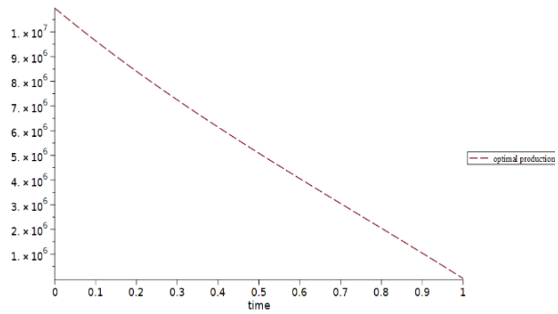
سطح موجودی هدف فروشنده‌ها و خریدارها متغیر و پویا است و به نظر می‌رسد که با تغییرات فصلی یا الگوهای بازار تغییر می‌کند. برای فروشنده‌ها، موجودی در طول سال از ۸۰۰۰ در ابتدای سال به ۱۹۰۰۰ در پایان سال افزایش می‌یابد، درحالی‌که برای خریدارها، موجودی از ۱۲۰۰۰ در ابتدای سال به ۷۰۰۰ در پایان سال کاهش می‌یابد.

با توجه به داده‌های مفروض در جدول **۳** نمودار سطح موجودی فروشنده و خریدار در شکل **۱** رسم شده است که این نتایج حاصل اعمال روش پیشنهادشده در بخش قبل با $M = 10$ است. ازنظر تئوری با افزایش تعداد داده‌های آموزشی، نتایج دقیق‌تری با الگوریتم پیشنهادی یادگیری ماشین به دست می‌آید. بااین‌حال چون از کرنل

چندجمله‌ای استفاده کرده است و با توجه به رفتار چندجمله‌ای‌های با درجه بالا، پیشنهاد می‌شود درروند آموزش الگوریتم $M \leq 10$ استفاده شود.



شکل (۱): سطح موجودی فروشنده و خریدار.



شکل (۲): تابع تولید بهینه به‌عنوان تابعی از زمان.

شکل **۲** روند تولید در یک سال را به‌صورت بهینه مشخص کرده است و همان‌طور در شکل **۲** مشاهده می‌شود در آغاز تولید ۱۱ میلیون و در پایان سال عدد صفر را نشان می‌دهد که بیانگر تولید در یک سال می‌باشد. همان‌طور که در نمودار مشخص است روند تولید شیبی ملایم و منطقی رو به کاهش است.

نتایج عددی، هم با استفاده از الگوریتم رانگ-کوتای مرتبه ۴ که یک روش کلاسیک در حل این مسائل است و هم با روش ماشین بردار پشتیبان به‌دست‌آمده‌اند و با مقایسه نتایج کارایی روش عددی مبتنی بر یادگیری ماشین تأیید می‌شود.

این تابع با استفاده از $M = 10$ با روش رگرسیون کمترین مربعات خطا با کرنل لژاندر مطابق آنچه در بخش روش رگرسیون بردار پشتیبان توضیح داده شد، به‌دست‌آمده است. متغیرهای کنترل تابع تولید بهینه با استفاده از روش یادگیری ماشین پیشنهادشده در بازه نرمال شده واحد در شکل **۲** رسم شده است و مشاهده می‌شود که میزان تولید بهینه در یک سال به‌صورت تابعی نزولی و با نرخ کاهش نسبتاً ثابتی تغییر می‌کند. این نتایج با استفاده از کرنل لژاندر شیفت یافته با رویکرد مینیم‌سازی خطا به روش رگرسیون بردار پشتیبان با مقادیر متفاوتی داده آموزشی به‌دست‌آمده‌اند.

۴-۵- سؤالات تحقیق

سؤال اول: چگونه می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، نرخ تولید هدف در زنجیره‌های تأمین را بهینه‌سازی کرد؟

الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌طور گسترده‌ای قادر به شناسایی الگوها و روابط در داده‌های بزرگ و پیچیده‌ی تاریخی هستند و بهینه‌سازی فرآیندها را بر اساس یافته‌هایی که از تحلیل داده به دست می‌آیند امکان‌پذیر می‌سازند. به‌عبارت‌دیگر، یادگیری ماشین می‌تواند به تولیدی‌ها کمک کند تا کیفیت تصمیم‌گیری خود را بهبود بخشند؛ با کمک سیستم‌های پیش‌گویانه، مانند شبکه‌های عصبی و ماشین‌های بردار پشتیبان، می‌توان پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از تقاضای بازار داشت و برنامه‌ریزی موجودی و تولید بهتری انجام داد؛ که در این پژوهش با توجه به بخش روش رگرسیون بردار پشتیبان برای شبیه‌سازی عددی سیستم موجودی تولید پیش‌بینی و شکل **۲** تولید بهینه که ۱۱ میلیون سرنگ در سال است به دست آمد.

سؤال دوم: چگونه می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، سطح موجودی فروشنده و خریدار هدف در زنجیره‌های تأمین را بهینه‌سازی کرد؟

برای بهینه‌سازی سطح موجودی فروشنده و خریدار در زنجیره‌های تأمین از الگوریتم‌های یادگیری ماشین که در روابط ۱۲ تا ۲۵ استفاده شد. زنجیره‌های تأمین که از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی استفاده می‌کنند، می‌توانند سطوح موجودی را بر اساس داده‌ها و تمایلات تقاضا تنظیم کنند. این کار می‌تواند به کاهش هزینه‌ها، افزایش رضایت مشتری و بهبود کارایی کلی کمک کند. سطح موجودی هدف فروشنده‌ها و خریدارها متغیر و پویا است و به نظر می‌رسد که با تغییرات فصلی یا الگوهای بازار تغییر می‌کند. برای فروشنده‌ها، موجودی در طول سال از ۸۰۰۰ در ابتدای سال به ۱۹۰۰۰ در پایان سال افزایش می‌یابد، درحالی‌که برای خریدارها موجودی کاهش می‌یابد.

این تغییرات موجودی ممکن است بر اساس پیش‌بینی‌هایی از نیازهای مشتریان یا تغییرات در دسترس بودن و قیمت‌گذاری محصولات طراحی‌شده باشد. فروشنده‌ها ممکن است برای آمادگی برای فصول پر تقاضا یا رویدادهای خاص، موجودی‌های بیشتری را نگهداری کنند.

سؤال سوم: چه راهکارهایی در افزایش ظرفیت تولید بهینه پیشنهاد می‌شود؟

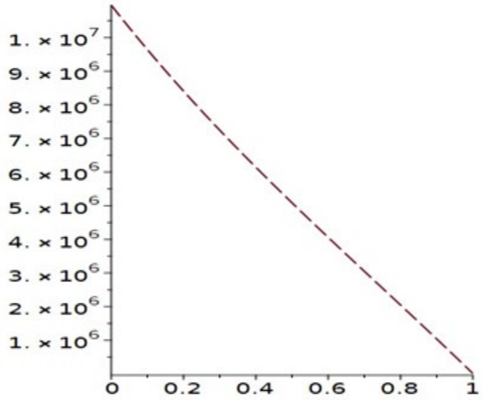
بر اساس مدل‌سازی عددی با توجه به روش کنترل بهینه با رویکرد حل یادگیری ماشین با استفاده از تعداد مناسبی داده آموزشی در قالب کرنل چندجمله‌ای به بررسی سطح موجودی، هزینه‌های تولید و نگهداری و جریان تولیدشده است که می‌توان با گام‌های مشخصی از قبیل بهبود فرآیند تولیدی، بهره‌وری از فناوری و تجهیزات، بهبود زمان‌بندی تولید، بهبود لجستیک و زنجیره تأمین، آموزش کارکنان، بهبود کیفیت محصول، تعمیرات و نگهداری پیشگیرانه، بهبود جریان اطلاعات و تحلیل داده‌ها و بازخورد مشتریان می‌باشد.

۵-۵- اعتبارسنجی

اعتبارسنجی مدل یک فرآیند کلیدی در توسعه و استفاده از مدل‌های پیش‌بینی است که اطمینان حاصل می‌کند نتایج به‌دست‌آمده از مدل قابل‌اعتماد و معتبر هستند. زمانی که مدل‌های پیش‌بینی در حوزه‌ی بازاریابی و تحویل محصولات مورداستفاده قرار می‌گیرند، هدف اصلی این است که بتوان تصمیمات بهتر و دقیق‌تری بر بنیاد داده‌ها اتخاذ نمود. موارد زیر را موردبررسی قرار گرفته‌شده است.

مقایسه با هسته چبیشف: نتایج حاصل از روش پیشنهادی علاوه بر هسته لژاندر با هسته چبیشف نیز محاسبه‌شده و از شکل **۲** تطابق بالایی دارند و روند یکسانی را نشان می‌دهند. نتایج مدل اصلی با مدل تست‌شده همخوانی دارد. مدل‌های تست‌شده، در بازه‌ی زمانی ۱ سال موردبررسی قرارگرفته‌اند.

قابلیت تعمیم: مدل قادر است که در شرایط مختلف و با داده‌های جدید عملکرد قابل قبولی را از خود نشان دهد. این انعطاف‌پذیری و قابلیت تعمیم به تغییرات محیطی نشانگر اعتبار بالای مدل است. درروش پیشنهادی برای استفاده در مسائل مشابه می‌توان قیود مسئله کنترل بهینه را در تابع مانده به شکلی که در مقاله توضیح داده‌شده، قرارداد. همچنین درروش پیشنهادی محدودیتی روی مقادیر پارامترهای مربوط به مقادیر اولیه وجود ندارد بنابراین با داده‌های اولیه مربوط به سایر شرکت‌ها نیز قابل‌استفاده است. تمام مراحل ساخت و تست مدل شفاف و مستند شده است و پشتوانه‌ی ریاضیات دارد که این خود بیانگر این است که مدل به‌خوبی قابل‌درک و قابل تجزیه‌وتحلیل است.



شکل (۳): تابع تولید بهینه حاصل از روش پیشنهادی با هسته‌ی چبیشف.

پشتیبانی ازنظر کارشناسی: مدل موردبررسی و تأیید متخصصین و کارشناسان صنعت تولید تجهیزات پزشکی و سرنگ قرارگرفته است.

۶- نتیجه‌گیری

زنجیره‌های تأمین که از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی استفاده می‌کنند، می‌توانند سطوح موجودی را بر اساس داده‌ها و تمایلات تقاضا تنظیم کنند. این کار می‌تواند به کاهش هزینه‌ها، افزایش رضایت مشتری و بهبود کارایی کلی کمک کند. سطح موجودی هدف فروشنده‌ها و خریدارها متغیر و پویا است و به نظر می‌رسد که با تغییرات فصلی یا الگوهای بازار تغییر می‌کند. برای فروشنده‌ها، موجودی در طول سال از ۸۰۰۰ در ابتدای سال به ۱۹۰۰۰ در پایان سال افزایش می‌یابد، درحالی‌که برای خریدارها، موجودی از ۱۲۰۰۰ در ابتدای سال به ۷۰۰۰ در پایان سال کاهش می‌یابد. این تغییرات موجودی ممکن است بر اساس پیش‌بینی‌هایی از نیازهای مشتریان یا تغییرات در دسترس بودن و قیمت‌گذاری محصولات طراحی‌شده باشد و فروشنده‌ها ممکن است برای آمادگی برای فصول پر تقاضا یا رویدادهای خاص، موجودی‌های بیشتری را نگهداری

کنند. با تحلیل بازار و استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، زنجیره تأمین می‌تواند روش‌های خود برای سفارش، تدارک و نگهداری موجودی را تنظیم کرده تا با کارایی بیشتری عمل کند. این می‌تواند منجر به کمتر شدن نیاز به سرمایه در گردش و کاهش هزینه‌های مربوط به نگهداری موجودی‌های اضافی شود. به‌طورکلی، این استراتژی‌های بهینه‌سازی نشان‌دهنده اهمیت یک شیوه یادگیری ماشینی تطبیقی هستند که قادر است در فضای پویای کسب‌وکار امروزی، به‌طور مداوم به بهبود و اجرای مؤثرتر و کارآمدتر زنجیره تأمین کمک کند. در قسمت بعد با توجه به اطلاعات و تجزیه‌وتحلیل موجود در این پژوهش، نتایج به‌دست‌آمده در این تحقیق نشان می‌دهد که شرکت مذکور با توجه به تولید حال حاضر خود پتانسیل بهینه‌سازی تولید را دارا می‌باشد. بهینه‌سازی از طریق اتخاذ روش‌های کمی و کیفی و اجرای استراتژی مناسب مدیریتی درست می‌تواند به افزایش توان تولیدی منجر شود. بر اساس داده‌های عددی و نمودارهای تولیدی که در بخش‌های قبل به آن پرداخته شد و مورد تجزیه‌وتحلیل قرارگرفته است. با توجه به شکل **۲** مشخص شد که شرکت سرنگ سازی با حداکثر بهره‌وری تولید قابل‌توجهی داشته باشد که میزان آن در سال به ۱۱ میلیون در سال تغییر دهد و تولید کند. این نمودار روند تولید در یک سال را به‌صورت بهینه مشخص کرده است که همان‌طور در شکل **۲** مشاهده می‌شود آغاز تولید ۱۱ میلیون را نشان می‌دهد و در پایان سال عدد صفر را مشخص می‌کند که این بیانگر تولید در یک سال می‌باشد. همان‌طور که در نمودار مشخص است روند تولید شیبی ملایم و منطقی رو به کاهش است. این نتیجه‌گیری حاصل از پژوهش‌های عمیق و دقیق درزمینه مدل‌سازی عددی است که با استفاده از روش‌های کنترل بهینه و تکنیک‌های یادگیری ماشین، بررسی و ارزیابی‌شده است. در این مطالعه، با بهره‌گیری از داده‌های آموزشی کافی و الگوریتم‌های مبتنی بر کرنل چندجمله‌ای می‌تواند سطوح موجودی، هزینه‌های تولید و نگهداری و جریان تولید را به‌دقت بررسی‌شده‌اند را بهبود بخشد. مطالعه حاضر راه‌هایی را برای ارتقای فرآیندهای تولیدی معرفی می‌کند که شامل بهینه‌سازی بهره‌وری از طریق پیشرفت فناوری و بهبود تجهیزات، تقویت زمان‌بندی تولید و لجستیک و همچنین تعمیق دانش و مهارت‌های کارکنان است.

این پژوهش تأکید دارد که سرمایه‌گذاری در آموزش کارکنان، افزایش کیفیت محصولات، انجام تعمیرات و نگهداری پیشگیرانه و فراهم آوردن سیستم‌های بهتر برای جریان اطلاعات و تحلیل داده‌ها، ضروری است. این فعالیت‌ها می‌تواند تأثیر محسوسی بر بهبود جریان تولید و کاهش هزینه‌ها داشته باشد. همچنین، توجه به بازخوردهای مشتریان و پذیرش نظرات آن‌ها می‌تواند باعث بهبود محصولات و رونق تجارت شود.

مطالعه حاضر می‌تواند به‌عنوان یک مرجع مهم و قابل‌اتکا برای سایر تحقیقاتی استفاده شود که قصد دارند فرآیندهای تولیدی را بهبود بخشیده و بهره‌وری را در صنعت تجهیزات پزشکی، مثل تولید سرنگ، افزایش دهند. تحقیقات آتی می‌توانند با در نظر گرفتن نتایج این پژوهش، روی متغیرها و بخش‌های دیگر تمرکز کرده و بنابر شرایط و نیازهای خاص هر صنعت، نتایج کاربردی و ارزشمندی را ارائه دهند؛ ازجمله:

فاز بررسی و آماده‌سازی

- تعیین هدف‌ها و قلمرو تحقیق
- شناسایی و انتخاب منابع داده مرتبط
- طراحی الگوها و متدولوژی‌های تحقیق

فاز جمع‌آوری داده‌ها

- جمع‌آوری داده‌های موردنیاز از منابع داخلی و خارجی
- پردازش و تمیز کردن داده‌های جمع‌آوری‌شده

فاز تحلیل داده‌ها

- استفاده از روش‌های آماری و داده‌کاوی برای تحلیل داده‌ها
- تفسیر نتیجه‌گیری‌ها و کشف الگوها یا روندها

فاز برنامه‌ریزی استراتژیک

- توسعه استراتژی‌های مبتنی بر یافته‌های تحلیلی
- سنجش اثربخشی آن‌ها در بهبود عملکرد و افزایش تولید

فاز اجرا

- پیاده‌سازی استراتژی‌ها در فرآیندهای عملیاتی
- نظارت مداوم بر استراتژی‌های اجرایی و اصلاح در صورت لزوم

فاز بازخورد و بهبود

- جمع‌آوری و تحلیل بازخوردها از کارکنان، مشتریان و سایر ذینفعان
- اعمال تغییرات جهت بهبود مستمر استراتژی‌ها و فرآیندهای تولید

فاز گسترش و توسعه

- توسعه و تطبیق استراتژی‌ها برای مقیاس‌های بزرگ‌تر و بازارهای جدید
- بررسی اثرات و تعیین گام‌های بعدی برای نوآوری و رشد مداوم

درنهایت، با استفاده از داده‌های بلندمدت و راهکارهایی که یافت شده است، نتایج به‌دست‌آمده می‌توانند راهی برای توسعه شرکت‌های صنعتی و تولیدی فراهم آورند.

۷- منابع

Baryannis, G., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Predicting supply chain risks using machine learning: The trade-off between performance and interpretability. *Future Generation Computer Systems*, *101*, 993-1004. **DOI:** https://doi.org/10.1016/j.future.2019.07.059

Bussell, E. H., Dangerfield, C. E., Gilligan, C. A., & Cunniffe, N. J. (2019). Applying optimal control theory to complex epidemiological models to inform real-world disease management. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, *374*(1776), 20180284. **DOI:** https://doi.org/10.1098/rstb.2018.0284

Campbell, C., & Ying, Y. (2011). *Learning with support vector machines* (No. 10). Morgan & Claypool Publishers. **DOI:** https://doi.org/10.2200/S00324ED1V01Y201102AIM010

Deng, C., & Liu, Y. (2021). A deep learning-based inventory management and demand prediction optimization method for anomaly detection. *Wireless communications and mobile computing*, *2021*(1), 9969357. **DOI:** https://doi.org/10.1155/2021/9969357

Gardas, R., & NarwanE, S. (2024). An analysis of critical factors for adopting machine learning in manufacturing supply chains. *Decision Analytics Journal*, *10*, 100377. **DOI:** https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100377

Ivanov, D., Dolgui, A., Sokolov, B., Werner, F., & Ivanova, M. (2016). A dynamic model and an algorithm for short-term supply chain scheduling in the smart factory industry 4.0. *International Journal of Production Research*, *54*(2), 386-402. **DOI:** https://doi.org/10.1080/00207543.2014.999958

Kuhnle, A., Kaiser, J. P., Theiß, F., Stricker, N., & Lanza, G. (2021). Designing an adaptive production control system using reinforcement learning. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *32*, 855-876.

Lauer, T., Legner, S., & Henke, M. (2019). Application of machine learning on plan instability in master production planning of a semiconductor supply chain. IFAC-PapersOnLine 52 (13): 1248–1253. In *9th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control MIM*. **DOI:** https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.369

Mohamed-Iliasse, M., Loubna, B., & Abdelaziz, B. (2022). Machine learning in supply chain management: A systematic literature review. *International Journal of Supply and Operations Management*, *9*(4), 398-416. **DOI:** https://doi.org/10.22034/ijsom.2021.109189.2279

Mehrkanoon, S., Falck, T., & Suykens, J. A. (2012). Approximate solutions to ordinary differential equations using least squares support vector machines. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, *23*(9), 1356-1367. **DOI:** https://doi.org/10.1109/TNNLS.2012.2202126

Mehrkanoon, S., & Suykens, J. A. (2015). Learning solutions to partial differential equations using LS-SVM. *Neurocomputing*, *159*, 105-116. **DOI:** https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.02.013

Panzer, M., & Bender, B. (2022). Deep reinforcement learning in production systems: A systematic literature review. *International Journal of Production Research*, *60*(13), 4316-4341. **DOI:** https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1973138

Parand, K., Aghaei, A. A., Jani, M., & Ghodsi, A. (2021). A new approach to the numerical solution of Fredholm integral equations using least squares-support vector regression. *Mathematics and Computers in Simulation*, *180*, 114-128. **DOI:** https://doi.org/10.1016/j.matcom.2020.08.010

Paraschos, P. D., Koulinas, G. K., & Koulouriotis, D. E. (2024). Reinforcement learning-based optimization for sustainable and lean production within the context of industry 4.0. *Algorithms*, *17*(3), 98. **DOI:** https://doi.org/10.3390/a17030098

Park, D., & Ryu, D. (2022). Supply chain ethics and transparency: An agent-based model approach

Yin, L. L., Qin, Y. W., Hou, Y., & Ren, Z. J. (2022). [Retracted] A Convolutional Neural Network-Based Model for Supply Chain Financial Risk Early Warning. *Computational Intelligence and Neuroscience*, *2022*(1), 7825597. **DOI:** https://doi.org/10.1155/2022/7825597

Zaher, H., & Zaki, T. T. (2014). Optimal control theory to solve production inventory system in supply chain management. *Journal of Mathematics Research*, *6*(4), 109. **DOI:** https://doi.org/10.5539/jmr.v6n4p109

with Q-learning agents. *Managerial and Decision Economics*, *43*(8), 3331-3337. **DOI:** https://doi.org/10.1002/mde.3597

Praveen, K. B., Kumar, P., Prateek, J., Pragathi, G., & Madhuri, J. (2020). Inventory management using machine learning. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, *9*(06), 866-869.

Preil, D., & Krapp, M. (2022). Artificial intelligence- based inventory management: a Monte Carlo tree search approach. *Annals of Operations Research*, *308*(1), 415-439. **DOI:** https://doi.org/10.1007/s10479-021-03935-2

Rai, R., Tiwari, M. K., Ivanov, D., & Dolgui, A. (2021). Machine learning in manufacturing and industry 4.0 applications. *International Journal of Production Research*, *59*(16), 4773-4778. **DOI:** https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1956675

Riddalls, C. E., Bennett, S., & Tipi, N. S. (2000). Modelling the dynamics of supply chains. *International Journal of Systems Science*, *31*(8), 969-976. **DOI:** https://doi.org/10.1080/002077200412122

Smith, A. B., & Johnson, C. D. (2020). Optimal production control in supply chain management: A review of mathematical models. *International Journal of Production Economics, 234*, 456-468.

Sun, J., & Yong, J. (2020). *Stochastic linear-quadratic optimal control theory: differential games and mean-field problems*. Springer Nature. **DOI:** https://doi.org/10.1007/978-3-030-48306-7

Suykens, J. A. K., Van Gestel, T., De Brabanter, J., De Moor, B., & Vandewalle, J. (2002). Least squares support vector machines, World Scientific Publishing, Singapore.

Taboada, H., Davizón, Y. A., Espíritu, J. F., & Sánchez-Leal, J. (2022). Mathematical modeling and optimal control for a class of dynamic supply chain: A systems theory approach. *Applied Sciences*, *12*(11), 5347. **DOI:** https://doi.org/10.3390/app12115347

Taghiyeh, S., Lengacher, D. C., Sadeghi, A. H., Sahebi-Fakhrabad, A., & Handfield, R. B. (2023). A novel multi-phase hierarchical forecasting approach with machine learning in supply chain management. *Supply Chain Analytics*, *3*, 100032. **DOI:** https://doi.org/10.1016/j.sca.2023.100032

Teklu, S. W., & Terefe, B. B. (2022). Mathematical modeling analysis on the dynamics of university students animosity towards mathematics with optimal control theory. *Scientific Reports*, *12*(1), 11578. **DOI:** https://doi.org/10.1038/s41598-022-15376-3